

Optimasi Aturan Asosiasi Transaksi Penjualan Obat Menggunakan Kombinasi Apriori dan Algoritma Genetika

Rifal Febiyan^{*1}, Herman Yuliansyah²

^{1,2}Program Studi Informatika, Fakultas Teknologi Industri, Universitas Ahmad Dahlan, Indonesia
Email: ¹rifalfebiyan123@gmail.com, ²herman.yuliansyah@tif.uad.ac.id

Abstrak

Analisis pola transaksi dalam penjualan obat sangat penting untuk mengoptimalkan manajemen stok di apotek. Salah satu metode yang umum digunakan dalam data *mining* adalah algoritma Apriori, yang mampu menemukan aturan pola asosiasi antara item dalam transaksi. Penelitian sebelumnya menerapkan *Association Rule Mining* pada data transaksi penjualan untuk mengoptimalkan tata letak produk dan meningkatkan penjualan di minimarket. Selain itu, metode ini juga diterapkan dalam *Market Basket Analysis* (MBA) untuk menganalisis keterkaitan antar produk guna meningkatkan strategi bisnis ritel. Keluaran dari Apriori mudah dipahami dan dapat mengidentifikasi banyak pola baru. Namun, banyaknya aturan asosiasi yang dihasilkan memungkinkan munculnya aturan yang lemah dan interpretasi menjadi sulit. Hal ini karena Apriori memiliki keterbatasan dalam menghasilkan sejumlah besar aturan asosiasi yang dapat mengurangi efisiensi kejelasan hasil. Untuk mengatasi keterbatasan tersebut, peneliti mengusulkan kombinasi algoritma Apriori dan algoritma Genetika (GA) untuk menghasilkan aturan asosiasi yang lebih relevan dan optimal. Penelitian ini fokus pada hasil penerapan Apriori dalam menentukan keterhubungan pola antar *itemset*, serta menganalisis pengaruh algoritma Genetika dalam optimasi *association rules* dari Apriori. Penelitian dilakukan melalui tahapan pengumpulan data transaksi, *preprocessing*, penerapan Apriori, dan optimasi aturan menggunakan GA. Seleksi GA memakai metode *roulette wheel*, dengan teknik *one-point crossover* dan mutasi. Berdasarkan rata-rata matriks sepuluh kali percobaan kombinasi Apriori dan GA mendapatkan nilai *support* 0.137309, *confidence* 3.369825 dan *lift ratio* 61.49805. Hasil percobaan menunjukkan bahwa Apriori menghasilkan aturan asosiasi dan pengaruh GA mampu menyeleksi aturan asosiasi yang lebih relevan dan kuat serta mengurangi jumlah aturan yang dihasilkan Apriori, sehingga meningkatkan efektivitas analisis manajemen stok dan strategi pemasaran.

Kata kunci: Algoritma Genetika, Apriori, Aturan Asosiasi, Data Mining, Market Basket Analysis

Optimization of Drug Sales Transaction Association Rules Using a Combination of Apriori and Genetic Algorithm

Abstract

Analyzing transaction patterns in drug sales is essential for optimizing stock management in pharmacies. The Apriori algorithm is a common data mining technique used to discover association rules between items in transaction data. It has been applied in various studies to improve product placement and increase sales, particularly in minimarkets, as well as in Market Basket Analysis (MBA) to explore product relationships in retail strategies. However, Apriori often generates too many rules, including weak or irrelevant ones, which can reduce result clarity. To address this, researchers have proposed combining Apriori with the Genetic Algorithm (GA) to produce more relevant and efficient association rules. This study focuses on using Apriori to identify itemset relationships and applying GA to optimize the rules. The process includes data collection, preprocessing, Apriori implementation, and GA-based optimization using roulette wheel selection, one-point crossover, and mutation. Based on ten experiments, the Apriori-GA combination achieved a support value of 0.137309, a confidence of 3.369825, and a lift ratio of 61.49805. The results show that GA enhances rule quality and reduces the number of rules generated, thereby enhancing the effectiveness of stock management analysis and marketing strategies.

Keywords: Apriori, Association Rules, Data Mining, Genetic Algorithm, Market Basket Analysis

1. PENDAHULUAN

Analisis pola transaksi dalam penjualan obat sangat penting untuk mengoptimalkan manajemen stok pada apotek. Salah satu metode yang umum digunakan data *mining* adalah Apriori, yang mampu menemukan aturan pola aturan asosiasi antar item dalam transaksi [1]. Namun, Apriori memiliki keterbatasan dalam menghasilkan sejumlah besar aturan asosiasi yang dapat mengurangi efisiensi dan kejelasan hasil karena mendapatkan banyak aturan dimana beberapa aturan penting dan tidak penting atau redundan. Untuk mengatasi keterbatasan ini, peneliti mengusulkan penggunaan algoritma Genetika (GA) setelah penerapan Apriori. GA berperan mengoptimasi aturan asosiasi sehingga hanya aturan relevan dan optimal yang dipertahankan. Hasil penelitian ini menunjukkan pengaruh GA terhadap aturan asosiasi yang diperoleh Apriori [2][3][4]. Pada penelitian sebelumnya Li, dkk [5] memanfaatkan GA untuk melakukan optimasi terhadap redundansi aturan asosiasi yang dihasilkan Apriori.

Lahuddin dan Sastra [6] menerapkan data *mining* dengan algoritma Apriori untuk mengoptimalkan tata letak produk dan meningkatkan penjualan minimarket UMI. Hasil analisis menunjukkan bahwa Ultra Milk Slim Coklat 200ml sering dibeli bersama LE MINERAL 600ml (*support* 10%, *confidence* 62.5%). LE MINERAL 600ml menjadi produk terlaris dengan 1.403 penjualan per bulan. Strategi yang disarankan meliputi pengelompokan produk terkait dan penyesuaian harga untuk meningkatkan penjualan.

Wu, dkk [7] mengembangkan algoritma *Dynamic Genetic Association Rule Mining* (DGAARM) untuk menambang aturan asosiasi dalam analisis faktor kualitas udara di Beijing. Algoritma ini mengoptimalkan penyimpanan aturan, meningkatkan efisiensi pencarian, dan menemukan aturan bernilai tinggi tanpa batasan *support threshold*. Pengujian menunjukkan pengurangan ruang penyimpanan hingga 50%, peningkatan akurasi hingga 90%, dan percepatan pencarian hingga 20% dibandingkan algoritma lain.

Ashari, dkk [8] menerapkan algoritma Apriori dalam *Market Basket Analysis* (MBA) untuk menganalisis keterkaitan produk dan meningkatkan pendapatan bisnis ritel berbasis POS. Hasil menunjukkan pola asosiasi produk berkontribusi pada peningkatan penjualan, dengan *confidence* tertinggi 0.61 pada Maret 2021 dan pendapatan tertinggi Rp 295.509.934. Meskipun efektif, algoritma Apriori memiliki kelemahan dalam kinerja pemrosesan, sehingga perlu optimalisasi sebelum diterapkan secara luas.

Vyas dan Nagdiya [2] mengusulkan pendekatan baru dalam *Association Rule Mining* dengan menggabungkan algoritma Apriori dan algoritma Genetika yang dimodifikasi untuk menghasilkan aturan asosiasi positif dan negatif secara lebih efisien. Modifikasi dilakukan dengan mengevaluasi populasi berdasarkan rata-rata dan deviasi standar *fitness*, serta mempercepat proses mutasi saat populasi tidak efektif. Menggunakan dataset FoodMart 2000, pendekatan ini terbukti menghasilkan aturan yang lebih sedikit namun lebih relevan dibandingkan metode sebelumnya.

La'biran dan Kristiawan [9] mengembangkan metode optimasi terhadap hasil *Association Rules Mining* Apriori menggunakan pendekatan *Ant Colony Optimization* (ACO) yang terinspirasi dari perilaku semut dalam mencari makanan, digunakan untuk menyaring dan mengoptimalkan aturan-aturan yang paling signifikan berdasarkan nilai ambang tertentu. Simulasi menunjukkan bahwa ACO memberikan performa lebih efisien dibandingkan hanya dengan Apriori konvensional.

Meskipun Apriori merupakan algoritma yang populer dalam analisis asosiasi, metode ini seringkali kurang efisien karena menghasilkan sejumlah aturan asosiasi yang besar. Oleh karena itu, perlu adanya optimasi menggunakan GA untuk memilih aturan asosiasi yang lebih relevan dalam menyaring aturan yang dihasilkan Apriori. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang memanfaatkan Apriori untuk menghasilkan aturan asosiasi atau mengoptimalkannya dengan metode lain seperti ACO, penelitian ini secara eksplisit menggabungkan Apriori dan algoritma Genetika pada transaksi penjualan obat dengan penggunaan fungsi *fitness* yang mempertimbangkan kombinasi *support*, *confidence* dan *lift* secara dinamis. Kombinasi ini tidak hanya untuk menyaring aturan yang relevan, tetapi juga untuk menjaga kualitas aturan melalui evaluasi kuantitatif secara iteratif yang belum banyak dieksplorasi dalam studi sebelumnya.

Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui aturan asosiasi yang dihasilkan Apriori dalam menentukan keterhubungan pola antar *itemset* dan menganalisis pengaruh penerapan GA dalam optimasi aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Apriori. Sisa dari makalah ini disusun sebagai berikut. Bagian 2 membahas tahapan penelitian. Bagian 3 menyajikan data eksperimen, realisasi tahap penelitian, membahas hasil eksperimen, dan Bagian 4 menyimpulkan temuannya.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini secara umum untuk mengetahui pengaruh GA terhadap aturan asosiasi yang dihasilkan Apriori. Tahap-tahapan yang dilalui penelitian ini, mulai dari pengumpulan dataset, setelah itu dilakukan *preprocessing*. Dataset yang telah di *preprocessing* ditentukan aturan asosiasinya menggunakan Apriori. Hasil aturan asosiasi yang dihasilkan Apriori akan menjadi populasi awal pada GA untuk dievaluasi dan dievaluasi untuk dicari solusi populasi terbaiknya. Tahapan penelitian dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. Tahapan Penelitian

2.1. Pengumpulan Dataset

Penelitian ini menggunakan dataset transaksi penjualan obat dari Apotek MMS Farma Husada yang berlokasi di Kabupaten Ketapang, Kalimantan Barat. Data dikumpulkan dalam rentang waktu Desember 2023 hingga Maret 2024, dengan total 867 *entri* transaksi. Dataset tersebut mencakup beberapa atribut, antara lain: Kasir, Nomor Faktur, Nomor Resep, Jumlah, Harga, Nama Obat, Kode Obat, serta atribut lainnya.

2.2. Preprocessing

Pada kondisi awal dataset memiliki tiga puluh dua atribut dan 867 transaksi pada sebuah nota dalam jangka waktu empat bulan. Untuk mendapatkan data yang baik dan sesuai format yang dibutuhkan maka *preprocessing* dilakukan untuk mengolah dataset sesuai dengan format yang dibutuhkan dalam implementasi model.

2.2.1. Selection Data

Dataset diseleksi hanya dipilih bagian data atribut *itemset* yang relevan untuk proses data *mining* aturan asosiasi, yakni menggunakan atribut (kode obat), pemilihan atribut ini didasarkan pada fungsinya sebagai identifikasi unik setiap item yang dijual, sehingga mampu merepresentasikan item secara konsisten dalam tiap transaksi [10].

2.2.2. Cleaning Data

Pembersihan dataset dilakukan untuk menyamakan format penulisan nilai atribut tertentu, seperti standarisasi format penulisan nama kode obat yang berbeda tetapi obatnya sama, disebabkan adanya perubahan kode. Serta menghapus tanda koma (,) pada setiap item yang sama tetapi dipisah oleh koma untuk menghindari interpretasi model membaca menjadi suatu item yang terpisah.

2.2.3. Transformation Data

Mentransformasi format struktur data menjadi format array dua dimensi yang lebih sesuai untuk analisis aturan asosiasi. Dalam konteks analisis aturan asosiasi, transformasi ini melibatkan konversi struktur data transaksi menjadi format *list of lists*. Selanjutnya, dilakukan *one hot encoding* untuk mengubah data kategorikal pada item menjadi format biner [11].

2.3. Association Rules Apriori

Association rule adalah teknik data *mining* yang digunakan untuk menganalisis asosiasi antara item dalam satu set kombinasi item. Tujuannya adalah untuk menemukan hubungan antara item-item dalam *itemset* [12][13] [14]. Aturan asosiasi juga dikenal sebagai *Market Basket Analysis (MBA)*. Sebagai contoh menganalisis produk yang dibeli di sebuah supermarket yang menghasilkan kemungkinan pelanggan membeli susu dan roti secara bersamaan. Hal ini dapat membantu pemilik toko untuk mengatur inventaris dan diskon terhadap kombinasi produk tersebut [15]. Algoritma Apriori adalah algoritma yang populer dalam penerapan aturan asosiasi, yang diperkenalkan oleh Agrawal dan Srikant pada tahun 1994 [16]. Hasil keluaran Apriori adalah sekumpulan aturan asosiasi yang memenuhi nilai *minimum support* dan *minimum confidence* [17][18]. Ada tiga nilai yang harus dicari pada setiap aturan, yaitu nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio*.

Support didefinisikan sebagai nilai dukungan, yakni persentase kombinasi antar *itemset* yang muncul dalam transaksi pada dataset [19]. Nilai *support* dapat dihitung menggunakan Persamaan (1): Nilai *support*.

$$Supp(A) = \frac{\text{Transaksi mengandung } A}{\text{Jumlah transaksi } (N)} \quad (1)$$

Nilai *confidence* dikaitkan sebagai nilai kepercayaan, mempresentasikan kekuatan hubungan antar *itemset* dalam aturan asosiasi berdasarkan pola frekuensi [20]. *Confidence* dihitung dengan Persamaan (2): Nilai *confidence*.

$$Conf(A, B) = \frac{\text{Transaksi mengandung A dan B}}{\text{Transaksi mengandung A}} \quad (2)$$

Nilai *lift ratio* merupakan ukuran yang digunakan untuk menentukan kekuatan aturan asosiasi yang telah terbentuk. Nilai rasio ini umumnya digunakan untuk menentukan apakah aturan asosiasi tersebut valid atau tidak [21] [8]. Menghitung *lift ratio* dapat menggunakan Persamaan (3): Nilai *lift ratio*.

$$Lift\ Ratio(A) = \frac{Confidence(A,B)}{Benchmark\ Confidence} \quad (3)$$

2.4. Algoritma Genetika

Nilai hasil GA dapat dipengaruhi oleh fungsi *fitness*. Dalam penelitian ini fungsi *fitness* disesuaikan dengan bentuk *association rules* [22]. Fungsi *fitness* dapat dihitung menggunakan Persamaan (4): Hitung *fitness* [23].

$$fitness(x) = (a \times supp(x)) + (b \times conf(x)) + (c \times lift(x)) \quad (4)$$

Fungsi *fitness(x)* dihitung dengan menjumlahkan tiga komponen, yaitu *support*, *confidence* dan *lift*, yang masing-masing dikalikan dengan koefisien bobotnya. Bobot *support* (a) bernilai 0.3, bobot *confidence* (b) bernilai 0.3 dan bobot *lift* (c) bernilai 0.4. Dengan demikian, rumus ini mempertimbangkan ketiga matriks tersebut dengan proporsi bobot yang telah ditentukan untuk mengevaluasi seberapa baik suatu aturan asosiasi.

Hasil dari populasi aturan asosiasi Apriori kemudian dioptimasi menggunakan algoritma Genetika. Beberapa parameter yang perlu ditentukan dalam algoritma Genetika antara lain adalah jumlah generasi, tingkat *crossover* (*crossover_rate*), tingkat mutasi (*mutation_rate*), dan nilai *fitness minimum* [24]. Parameter-parameter ini berperan penting dalam mengontrol proses optimasi agar menghasilkan solusi yang optimal. Seleksi dilakukan menggunakan metode *roulette wheel selection*, yang memberikan probabilitas seleksi lebih tinggi kepada individu dengan nilai *fitness* lebih baik [25]. Individu yang terpilih kemudian diproses melalui *crossover* dengan probabilitas tertentu, di mana sebagian gen dari dua individu dipertukarkan untuk menghasilkan keturunan baru. Setelah itu, mutasi diterapkan dengan mengubah nilai gen pada individu dengan probabilitas tertentu untuk meningkatkan keragaman populasi. *Elitisme* akan melakukan seleksi populasi yang kurang menguntungkan, dan akan digantikan dengan populasi yang lebih menguntungkan [26]. Proses seleksi, *crossover*, dan mutasi dilakukan secara berulang hingga jumlah iterasi atau generasi yang ditentukan terpenuhi. Hasil akhir berupa aturan yang telah dioptimasi diambil dari individu dengan nilai *fitness* tertinggi. Individu ini dianggap sebagai solusi terbaik yang dihasilkan oleh algoritma Genetika [27].

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Implementasi Apriori dan GA dalam penelitian ini dilakukan dengan menggunakan bahasa pemrograman *Python* pada *Jupyter Notebook*. Mencari aturan asosiasi menggunakan Apriori dengan menentukan nilai ambang batas *minimum support* dan *confidence*. Keluaran dari apriori menghasilkan aturan yang terdiri dari tiga matrik, yaitu *support*, *confidence* dan *lift ratio*. Kumpulan aturan dari Apriori akan menjadi populasi awal dari algoritma Genetika untuk di optimasi.

3.1. Hasil *Preprocessing Data*

Sebelum dianalisis, data transaksi penjualan obat melalui tahapan *preprocessing* agar sesuai dengan format yang dibutuhkan oleh model. Dataset awal terdiri dari 867 transaksi dengan 32 atribut, sebagaimana ditampilkan pada Gambar 2.

Gambar 2. Dataset sebelum *Preprocessing*

Selanjutnya dilakukan seleksi atribut, di mana hanya atribut kode obat yang digunakan karena mewakili identitas unik setiap item. Atribut lain seperti kasir, harga, dan jumlah tidak disertakan karena tidak relevan dalam pembentukan aturan asosiasi. Proses *cleaning* juga dilakukan, termasuk penghapusan tanda baca seperti koma untuk mencegah kesalahan interpretasi item oleh model. Hasilnya setelah dilakukan proses seleksi dan *cleaning* dapat dilihat pada Tabel 1.

Tabel 1. Dataset Setelah Proses Seleksi dan *Cleaning*

Baris ke-	Item
1	Microgynon, Dextamin Tab, Callusol, Cek Uric Acid/Asam Urat, Methylprednisolone 4mg PUTIH, Cetirizine Tab HJ, Alofar 100, Alofar 300, Minyak GPU Sereh 60 ml, Masker Duckbill Putih, Andalan Injeksi Merah, Fargetix Tab, Adem sari, Termometer Thermometer Flexible
2	Gentian Viole, Captopril 25 mg, Freshcare Green Tea, Lerzin Tab, Inxilon Tab, Interhistin Tab
3	Ifarsyl, Promag Suspensi Sachet, Air Mineral, Air Susu Indomilk Kids, Handscoon Sarung Tangan Size M, Bodrex Extra, Plossa Hot Merah, Sutra Merah, OB Herbal syr 60ml, Anastan Forte Tab, SONAMIN, Bodrex Migra, Mixagrip Flu, Simvastatin 10 mg BIRU, Erlamycetin Plus, Flasicox, Danasone Tab, Faxiden 20 (Piroxicam 20 mg)
...	...
867	Air Mineral, Air Susu Indomilk Kids, Air Teh Pucuk Kotak, Vicee Lemon

Data kemudian diubah menjadi struktur data array dua dimensi atau *list of lists*, di mana setiap transaksi direpresentasikan sebagai satu daftar yang berisi kode obat, sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 3. Selanjutnya, dilakukan proses *one hot encoding* untuk mempermudah dalam implementasi model. Hasil *encoding* ditampilkan pada Gambar 4.

```
[['Microgynon',
'Dextamin Tab',
'Callusol',
'Cek Uric Acid/Asam Urat',
'Methylprednisolone 4mg PUTIH',
'Cetirizine Tab HJ',
'Alofar 100',
'Alofar 300',
'Minyak GPU Sereh 60 ml',
'Masker Duckbill Putih',
'Andalan Injeksi Merah',
'Fargetix Tab',
'Adem sari',
'Termometer Thermometer Flexible'],
['Gentian Viole',
...
```

Gambar 3. Format *List of Lists*

Masker Duckbill	Masker Duckbill Putih	Masker Earloop	Masker Earloop Hitam	Masker Headloop	Masker KF 94 Putih	A	T
0	1	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
1	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0

Gambar 4. *One Hot Encoding*

3.2. Association Rule dengan Apriori

Proses pencarian aturan asosiasi dengan Apriori menggunakan pustaka *mlxtend* pada *Python* memerlukan parameter *minimum support* dan *confidence*. Apriori menghasilkan himpunan atau sekumpulan aturan asosiasi yang memenuhi ambang batas kedua parameter tersebut. Setiap aturan disertai nilai *support*, *confidence* dan *lift ratio*. Pada iterasi-1 akan membentuk kandidat *itemset-1* dari data transaksi yang tersedia, kemudian menghitung nilai *support* untuk masing-masing item. Jika *minimum support* yang ditetapkan sebagai uji coba eksperimen adalah 0.012 dan *minimum confidence* sebesar 0.02, maka hanya *itemset* yang memiliki nilai *support* diatas atau sama dengan *minimum support* yang akan lolos ke *itemset 1*. *Itemset* dengan nilai *support* yang lolos masuk ke dalam *itemset-1* dapat dilihat pada Tabel 2.

Tabel 2. Kemunculan 1-*itemset*

No,	Itemset	Support
1	Acifar Cream	0.0138
2	Adem Sari	0.0127
3	Air Golda Botol	0.0185
4	Air Mineral	0.0865
...
201	Zoralin Cream	0.015
202	Zoralin Tablet	0.0323

Setelah *itemset-1* terbentuk yang memenuhi syarat *minimum support*, tahap selanjutnya adalah membentuk *itemset-2*. Proses ini dilakukan dengan menggabungkan item yang berbeda dari *itemset-1* untuk membentuk kombinasi asosiasi seperti pada Tabel 3.

Tabel 3. Kemunculan 2-*itemset*

No.	Itemset	Support
1	Air Mineral, Air Susu Indomilk Kids	0.0196
2	Air Mineral, SANBE Mefinal 500 Tab	0.0185
3	Air Susu Indomilk Kids, Air Teh Pucuk Kotak	0.0173
4	Air Susu Indomilk Kids, Alpara Tab	0.015
...
38	Paracetamol MEF PCT MEF, Wiros 20mg	0.0185
39	SANBE Mefinal 500 Tab, Tespek Tes Pack Onemed	0.0127

Jika pada *itemset-2* masih memiliki peluang untuk membentuk *itemset-3*, maka dilakukan cara yang sama dengan menggabungkan item yang berbeda dari *itemset-2*. *Itemset-3* dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4. Kemunculan 3-*itemset*

No.	Itemset	Support
1	Air Susu Indomilk Kids, Grathazon Gratazon Tab, Wiros 20mg	0.0127
2	Cek Cholestrol/Kolestrol, Cek Glukosa/Gula Darah, Cek Uric Acid/Asam Urat	0.0138
3	Grathazon Gratazon Tab, Paracetamol MEF PCT MEF, Wiros 20mg	0.0138

Setelah itu proses pembentukan *itemset-4* dilakukan, namun tidak ditemukan kombinasi yang memenuhi syarat *minimum support*, maka proses selanjutnya adalah pembentukan aturan asosiasi. Dalam tahap ini, aturan asosiasi dihasilkan dengan menghitung nilai *confidence* yang ditentukan oleh *minimum confidence*, aturan asosiasi yang valid harus memenuhi *minimum confidence* yang telah ditetapkan dan dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Hasil Aturan Asosiasi Apriori

No.	Itemset	Support	Confidence	Lift
1	Air Mineral -> Air Susu Indomilk Kids	0.0196	0.2267	1.7865
2	Air Mineral -> SANBE Mefinal 500 Tab	0.0185	0.2133	2.2284
3	Alpara Tab -> Air Susu Indomilk Kids	0.015	0.1182	1.1644
...
95	Paracetamol MEF PCT MEF -> Grathazon Gratazon Tab, Wiros 20mg	0.0138	0.1165	2.59
96	Wiros 20mg -> Grathazon Gratazon Tab, Paracetamol MEF PCT MEF	0.0138	0.1558	7.9381

Aturan dianggap valid jika nilai *lift* > 1, sedangkan jika nilai *lift* < 1, aturan tersebut dianggap tidak valid.

3.3. Optimalisasi Rule Apriori dengan Algoritma Genetika

Implementasi GA menerapkan perhitungan nilai *fitness* di setiap generasinya untuk mengoptimalkan aturan yang diberikan. Tujuan dari algoritma ini adalah untuk menemukan kumpulan aturan di dalam individu berdasarkan nilai *fitness* yang dihitung dari matriks seperti nilai *support*, *confidence* dan *lift*. Parameter algoritma Genetika ditetapkan tanpa eksplorasi variasi lebih lanjut, karena fokus penelitian ini adalah menganalisis pengaruh kombinasi Apriori dan GA dalam mengoptimalkan aturan asosiasi. Rincian parameter dapat dilihat pada Tabel 6.

Tabel 6. Parameter Algoritma Genetika

Parameter	Nilai
Generasi	500
Ukuran Populasi	200
Teknik Seleksi	<i>Roulette wheel</i>
Teknik Crossover	<i>One point crossover</i>
Crossover rate	0.5
Mutation rate	0.2
Minimum Fitness	0

Gambar 5 menunjukkan kode komponen utama dari GA dengan bahasa pemrograman *Python* yang digunakan untuk mengoptimasi aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Apriori. Nilai *fitness* dihitung dengan menggabungkan bobot dari metrik yang digunakan, yaitu 0.3 untuk *support*, 0.3 untuk *confidence*, dan 0.4 untuk *lift*.

```
def fitness_function(solution, rules):
    support = np.array(rules['support'])
    confidence = np.array(rules['confidence'])
    lift = np.array(rules['lift'])
    solution = np.array(solution).reshape(-1, len(rules))
    return np.sum((0.3 * support + 0.3 * confidence + 0.4 * lift) * solution, axis=1)

def initialize_population(pop_size, rule_count):
    return np.random.randint(2, size=(pop_size, rule_count))

def roulette_wheel_selection(population, fitnesses):
    probabilities = fitnesses / np.sum(fitnesses)
    cumulative_probs = np.cumsum(probabilities)
    r = np.random.rand()
    return population[np.searchsorted(cumulative_probs, r)]

def crossover(parent1, parent2, crossover_rate):
    if np.random.rand() < crossover_rate:
        point = np.random.randint(1, len(parent1))
        return np.concatenate((parent1[:point], parent2[point:]), np.concatenate((parent2[:point], parent1[point:]))
    return parent1, parent2

def mutate(solution, mutation_rate):
    mutation_mask = np.random.rand(len(solution)) < mutation_rate
    solution[mutation_mask] = 1 - solution[mutation_mask]
    return solution
```

Gambar 5. Implmentasi *Python* Komponen Utama GA untuk Optimasi Aturan Asosiasi

Pada awal proses algoritma Genetika (GA), populasi diinisialisasi dalam bentuk kromosom biner, yaitu vektor dengan panjang yang sesuai dengan jumlah aturan asosiasi yang dihasilkan oleh algoritma Apriori. Setiap gen merepresentasikan satu aturan asosiasi, di mana nilai 1 menunjukkan bahwa aturan tersebut dipilih, dan nilai 0 menunjukkan bahwa aturan tidak dipilih. Nilai setiap gen dihasilkan secara acak selama proses inisialisasi. Sebagai contoh, jika hasil Apriori menghasilkan 96 aturan asosiasi, maka setiap kromosom akan terdiri dari 96 gen. Dengan ukuran populasi sebesar 200, maka akan terbentuk 200 kromosom dalam setiap generasi, dilihat pada Gambar 6.

```
Chromosome 1: [1 0 0 1 1 0 1 1 1 0 1 0 1 0 1 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 0 1 0 1 1 1 0 1
0 1 1 0 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 1 0 1 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 0 0 0 1 0 1 1 0 0 0 1 0 1 1 1]
Chromosome 2: [1 0 1 0 0 0 1 0 1 1 1 0 1 1 0 0 1 1 0 1 1 1 1 1 1 0 1 1 1 1 1 1 1 0 0 1 0 1 1 1 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1 1 0 0
0 1 1 1 0 0 1 1 1 0 1 1 1 1 1 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 1 0 0]
Chromosome 3: [0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 1 1 1 0 0 0 0 1 1 1
1 0 1 0 0 1 1 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 1 1 0 0 0 1 1 1 0 1 1 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0 1 0 1 0 0 1]
Sampai ke -
Chromosome 200: [1 0 1 0 1 1 0 0 1 1 1 1 1 0 0 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 1 0 1 0 1 1 1 0 1 1
1 0 1 1 0 1 0 0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 0 0 1 0 1 0 1 0 1 1 0 0 1 1 0 1 1 0 1 0 1 0 0 0 1 1 0 1 0 0 0 0 1 0 0]
```

Gambar 6. Kromosom dan Gen setiap Populasi

Selanjutnya dilakukan evaluasi kromosom dengan menghitung nilai *fitness* pada masing-masing kromosom. Nilai *fitness* dari masing-masing kromosom dapat dilihat pada Tabel 7.

Gambar 9 memperlihatkan hasil evaluasi pola aturan asosiasi Apriori menggunakan GA. Pengaruh GA berhasil menyeleksi 96 aturan yang dihasilkan Apriori menjadi 68 aturan saja. Aturan yang didapatkan oleh GA berdasarkan dari kromosom dengan *fitness* terbaik dan mengambil jumlah gen yang aktif pada setiap kromosomnya.

3.4. Percobaan *Minimum Support* dan *Confidence*

Beberapa percobaan dilakukan untuk menemukan aturan asosiasi menggunakan algoritma Apriori dengan variasi parameter *minimum support* dan *confidence*. Hasil percobaan tersebut disajikan dalam Tabel 8 yang membandingkan aturan asosiasi yang dihasilkan berdasarkan parameter yang berbeda.

Tabel 8. Hasil Sepuluh Percobaan Aturan Asosiasi dengan Apriori

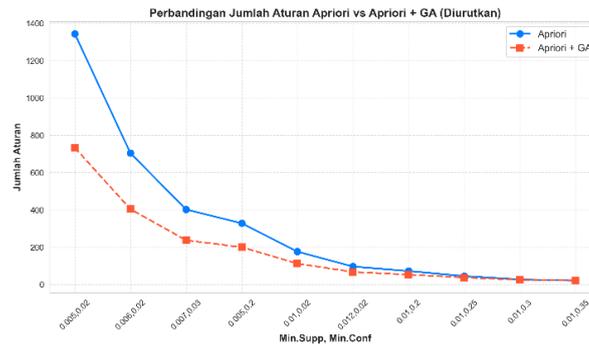
Percobaan ke-	Min. Supp	Min.Conf	Rule	Average			
				Support	Confidence	Lift	Times
1	0.005	0.02	1344	0.00750	0.1735	3.6246	0.52 s
2	0.006	0.02	704	0.0091	0.1717	3.0523	0.33 s
3	0.007	0.03	402	0.0107	0.1871	3.1270	0.24 s
4	0.005	0.2	328	0.0084	0.3677	6.4675	0.53 s
5	0.01	0.02	176	0.0136	0.2192	3.5355	0.13 s
6	0.012	0.02	96	0.0161	0.2689	4.6488	0.09 s
7	0.01	0.2	72	0.0152	0.3384	5.3705	0.15 s
8	0.01	0.25	45	0.0160	0.4110	6.8933	0.14 s
9	0.01	0.3	27	0.0183	0.5080	9.2616	0.14 s
10	0.01	0.35	21	0.0196	0.5622	9.9402	0.15 s
Total				0.1345	3.0342	55.9213	

Setelah itu beberapa percobaan yang sama dilakukan untuk melihat pengaruh GA pada aturan asosiasi yang dihasilkan oleh Apriori sebagai populasi awal untuk dievaluasi. Tabel 9 menunjukkan aturan asosiasi setelah dilakukan proses dengan GA.

Tabel 9. Hasil Sepuluh Percobaan Evaluasi Aturan Asosiasi dengan Apriori + GA

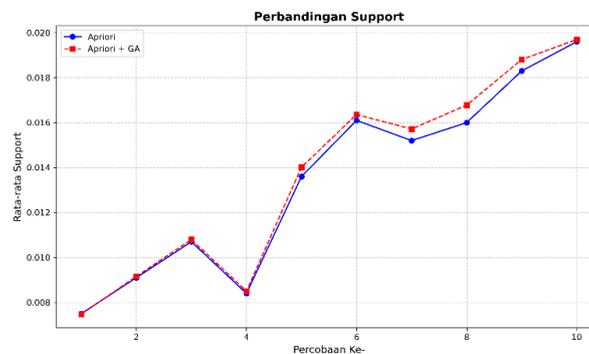
Percobaan ke-	Min. Supp	Min. Conf	Rule	Average				
				Support	Confidence	Lift	Fitness	Times
1	0.005	0.02	733	0.007475	0.182602	4.02847	1222.485334	5.41 s
2	0.006	0.02	404	0.009159	0.179873	3.35914	564.88723	3.85 s
3	0.007	0.03	237	0.010798	0.199524	3.549118	351.34	3.13 s
4	0.005	0.2	200	0.008501	0.38725	7.37611	612.628573	3.02 s
5	0.01	0.02	112	0.014016	0.242659	4.15924	193.88179	2.74 s
6	0.012	0.02	67	0.01636	0.297248	5.489917	152.07	2.60 s
7	0.01	0.2	53	0.015718	0.361757	6.184005	136.39341	2.57 s
8	0.01	0.25	37	0.016777	0.43365	7.61815	116.501123	2.51 s
9	0.01	0.3	25	0.018807	0.520952	9.7279	100.06633	2.48 s
10	0.01	0.35	20	0.019698	0.56431	10.006	86.45653	2.48 s
Total				0.137309	3.369825	61.49805		

Berdasarkan hasil percobaan, terlihat bahwa Apriori menghasilkan lebih banyak aturan dibandingkan dengan Apriori + GA, namun lebih relevan. Hal ini menunjukkan peran GA mampu menyeleksi aturan asosiasi dari Apriori. Perbedaan aturan yang dihasilkan Apriori dan Apriori + GA dapat dilihat pada Gambar 10.



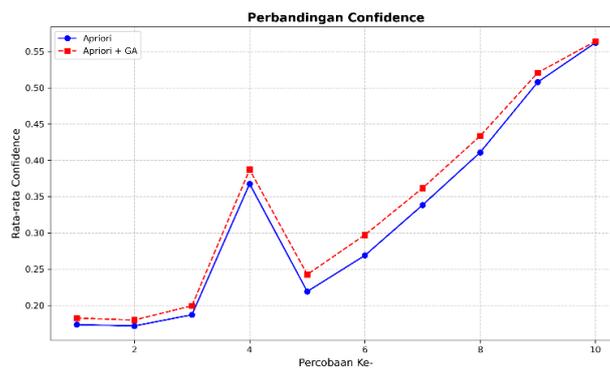
Gambar 10. Perbandingan Jumlah Hasil Aturan Asosiasi Apriori dan Apriori + GA

Pada Gambar 11, menunjukkan grafik perbandingan nilai rata-rata *support* antara Apriori dan Apriori + GA dalam sepuluh kali percobaan. Terlihat bahwa hasil optimasi menggunakan GA cenderung menghasilkan nilai *support* sedikit lebih tinggi dibandingkan Apriori murni pada sebagian besar percobaan, terutama pada percobaan ke-6 hingga ke-10.



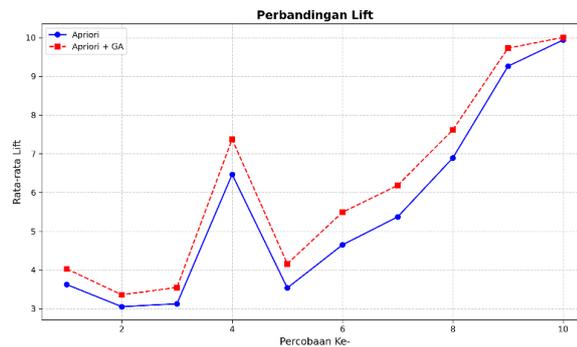
Gambar 11. Perbandingan Rata-rata *Support* Apriori dengan Apriori + GA

Terlihat bahwa grafik Apriori + GA secara konsisten menghasilkan rata-rata *confidence* yang lebih tinggi dibandingkan Apriori murni pada setiap percobaan, dapat dilihat pada Gambar 12. Peningkatan ini menunjukkan Apriori + GA mampu memilih aturan-aturan asosiasi dengan tingkat kepercayaan yang lebih baik dan membuang aturan yang tidak relevan dari hasil Apriori.



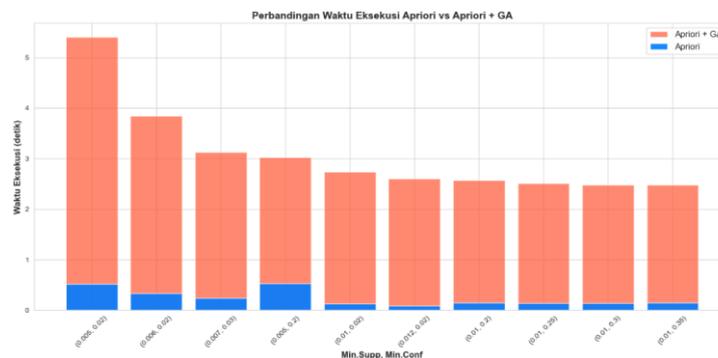
Gambar 12. Perbandingan Rata-rata *Confidence* Apriori dengan Apriori + GA

Rata-rata nilai *lift* yang ditampilkan pada Gambar 13 menunjukkan bahwa tingkat validitas aturan pada Apriori yang dikombinasikan dengan GA lebih tinggi dibandingkan dengan hasil yang hanya menggunakan Apriori. Hal ini disebabkan oleh seleksi aturan yang dilakukan oleh GA serta peningkatan pada matriks *confidence*.



Gambar 13. Perbandingan Nilai Lift Apriori dengan Apriori + GA

Namun demikian, penerapan kombinasi Apriori dan algoritma Genetika memerlukan waktu eksekusi yang lebih tinggi dibandingkan Apriori saja seperti yang ditunjukkan pada Gambar 14. Hal ini disebabkan oleh proses tambahan dalam GA, seperti seleksi, *crossover*, dan mutasi yang dilakukan hingga ratusan generasi. Meskipun demikian, peningkatan waktu tersebut sebanding dengan kualitas aturan asosiasi yang dihasilkan.



Gambar 14. Perbandingan Waktu Eksekusi Apriori dengan Apriori + GA

Peningkatan rata-rata semua matrik yang terjadi dipengaruhi oleh GA, dengan mengoptimasi aturan berbasis fungsi *fitness* yang mempertimbangkan *support*, *confidence* dan *lift* secara bersamaan. Ketika bobot terbesar dalam fungsi *fitness* diberikan pada nilai *lift* sebesar 0.4, peningkatan paling signifikan terjadi pada matrik *lift*. GA secara selektif membuang aturan-aturan dengan *confidence* rendah dan *support* yang tidak signifikan. Berdasarkan populasi awal dari yang dihasilkan oleh Apriori, GA hanya memperbaiki dan memperkuat aturan-aturan yang sudah potensial, bukan mencari aturan baru dari awal.

3.5. Interpretasi Hasil

Berdasarkan hasil percobaan yang dilakukan, diperoleh perbandingan hasil antara Apriori dengan Apriori + GA. Pada Tabel 8 percobaan menggunakan Apriori menghasilkan rata-rata nilai *support* sebesar 0.1345, *confidence* sebesar 3.0342, dan *lift* sebesar 55.9213. Apriori menghasilkan jumlah aturan yang relatif lebih banyak. Sebaliknya, pada Tabel 9 kombinasi Apriori + GA menghasilkan rata-rata *support* 0.137309, *confidence* 3.369825 dan *lift* sebesar 61.49805, dengan jumlah aturan yang lebih sedikit namun memiliki kualitas yang lebih tinggi. Perbandingan ini menunjukkan bahwa proses optimasi menggunakan GA berhasil meningkatkan relevansi aturan asosiasi. Seleksi berbasis fungsi *fitness* pada GA mempertahankan aturan-aturan dengan nilai *support*, *confidence* dan *lift* yang lebih tinggi, sambil mengurangi aturan yang kurang relevan. Visualisasi pada grafik perbandingan mendukung hasil tersebut, di mana kombinasi Apriori + GA secara konsisten menghasilkan rata-rata *support*, *confidence* dan *lift* yang lebih tinggi dibandingkan dengan hasil Apriori murni. Pola ini dapat dijelaskan melalui karakteristik metode yang digunakan. Pada Apriori, semua aturan yang memenuhi nilai minimum *support* dan *confidence* dihasilkan, sehingga jumlah aturan menjadi sangat banyak meskipun tidak semuanya relevan. Sementara itu pada kombinasi Apriori + GA, aturan-aturan hasil Apriori diseleksi lebih lanjut berdasarkan nilai *fitness*, sehingga aturan yang dipertahankan memiliki hubungan antar-item yang lebih kuat dan bermakna. Dengan demikian, kombinasi ini mampu meningkatkan efisiensi dan kualitas data *mining*.

Secara keseluruhan, penerapan kombinasi Apriori + GA tidak hanya menghasilkan aturan dalam jumlah yang lebih sedikit, tetapi juga lebih bermakna secara kualitas. Pendekatan ini memberikan fondasi yang kuat bagi

pengembangan strategi bisnis berbasis data *mining* yang lebih efektif dan efisien, khususnya dalam manajemen stok. Aturan asosiasi yang lebih relevan memungkinkan pengelolaan inventaris yang lebih optimal dan mengurangi risiko kehabisan stok. Dalam pengembangan sistem rekomendasi, aturan dengan *nilai confidence* dan *lift* yang lebih tinggi mampu meningkatkan akurasi dalam memberikan saran produk kepada pelanggan, sehingga mendorong peningkatan penjualan sekaligus membangun landasan kokoh untuk mendukung pengambilan keputusan strategis di berbagai sektor industri, seperti farmasi dan ritel.

4. KESIMPULAN

Hasil penerapan Apriori pada dataset "Penjualan Obat" menunjukkan bahwa algoritma ini mampu menghasilkan sejumlah besar aturan asosiasi. Namun, banyak dari aturan tersebut tidak sepenuhnya relevan atau memiliki nilai *confidence* dan *lift* bersifat lemah. Sebagai contoh, dalam sepuluh kali percobaan, Apriori menghasilkan rata-rata *support* 0.1345, *confidence* sebesar 3.0342 dan nilai *lift* 55.9213. Sedangkan untuk meningkatkan kualitas aturan, GA digunakan untuk mengoptimasi hasil aturan yang diperoleh Apriori. GA berhasil menyaring aturan-aturan yang lebih relevan dan kuat, sehingga jumlah aturan berkurang namun memiliki kualitas yang baik. Setelah pengolahan dengan GA, nilai rata-rata *support* yang diperoleh 0.137309, *confidence* 3.369825 dan *lift ratio* 61.49805. Dengan demikian kombinasi Apriori dan GA mampu menghasilkan aturan asosiasi yang berkualitas dibandingkan dengan Apriori saja. Kontribusi dari penelitian ini adalah pembuktian efektivitas kombinasi Apriori dan GA dalam menyaring dan meningkatkan kualitas aturan asosiasi, metode ini dapat diterapkan dalam pengambilan keputusan pengelolaan stok, sistem rekomendasi dan strategis pemasaran produk di industri farmasi dan ritel. Namun kombinasi Apriori dan GA membutuhkan waktu sedikit lebih lama untuk pemrosesannya tergantung jumlah populasi dan generasi yang diberikan, serta memperhatikan tuning parameter yang digunakan, supaya hasil lebih optimal. Pada penelitian selanjutnya, algoritma Genetika dapat dikombinasikan pada algoritma data *mining* lainnya dengan memodifikasi fungsi *fitness* yang digunakan.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] W. Delrinata and F. B. Siahaan, "Implementasi Algoritma Apriori Untuk Menentukan Stok Obat," *Jurnal Sisfokom (Sistem Informasi dan Komputer)*, vol. 9, no. 2, pp. 222–228, Jul. 2020, doi: 10.32736/sisfokom.v9i2.875.
- [2] P. Vyas and A. Nagdiya, "Modified Genetic Algorithm and Association Rule Mining for the Retail Sector," *Journal of Information Systems and Informatics*, vol. 5, no. 3, pp. 1099–1110, Sep. 2023, doi: 10.51519/journalisi.v5i3.561.
- [3] L. M. R. J. Lobo and A. V. Athavale, "Finding The Best Solutions To Problems Using Innovative Algorithms Offered By Data Mining-A Qualitative Review," in *2nd International Conference on Information Technologies and Their Application (ITTA 2024)*, Apr. 2024, pp. 1–19. doi: 10.54381/itta2024.29.
- [4] B. Xu, S. Ding, and Y. Li, "Data association rules mining method based on genetic optimization algorithm," *J Phys Conf Ser*, vol. 1570, no. 1, pp. 24–26, Apr. 2020, doi: 10.1088/1742-6596/1570/1/012006.
- [5] T. Li, F. Liu, X. Chen, and C. Ma, "Web log mining techniques to optimize Apriori association rule algorithm in sports data information management," *Sci Rep*, vol. 14, no. 1, pp. 1–8, Oct. 2024, doi: 10.1038/s41598-024-74427-z.
- [6] H. Lahuddin and R. Satra, "Data Mining Approach to Improve Minimarket Sales using Association Rule Method," *Jurnal Informatika*, vol. 12, no. 1, pp. 10–14, Mar. 2025, doi: 10.31294/inf.v12i1.20835.
- [7] X. Wu, Q. Wen, and J. Zhu, "Association rule mining with a special rule coding and dynamic genetic algorithm for air quality impact factors in Beijing, China," *PLoS One*, vol. 19, no. 3, pp. 1–23, Mar. 2024, doi: 10.1371/journal.pone.0299865.
- [8] I. A. Ashari, A. Wirasto, D. Nugroho Triwibowo, and P. Purwono, "Implementasi Market Basket Analysis dengan Algoritma Apriori untuk Analisis Pendapatan Usaha Retail," *MATRIK : Jurnal Manajemen, Teknik Informatika dan Rekayasa Komputer*, vol. 21, no. 3, pp. 701–709, Jul. 2022, doi: 10.30812/matrik.v21i3.1439.
- [9] L. Roni and K. Muhammad, "Optimization of Association Rule Using Ant Colony Optimization (ACO) Approach," *Wasit Journal of Computer and Mathematics Science*, vol. 2, no. 3, pp. 100–107, Sep. 2023, doi: 10.31185/wjcms.190.

-
- [10] I. Arfiani, H. Yuliansyah, and T. Purwantias, "Association pattern of students thesis examination using fp-growth algorithms," *Jurnal Informatika*, vol. 14, no. 3, pp. 102–111, Oct. 2020, doi: 10.26555/jifo.v14i3.a17691.
- [11] J. Jafar and N. Rahaningsih, "Menentukan Pola Reservasi Hotel Dengan Algoritma FP-Growth," *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, vol. 7, no. 1, pp. 540–546, Mar. 2023, doi: 10.36040/jati.v7i1.6402.
- [12] M. A. Jassim and S. N. Abdulwahid, "Data Mining preparation: Process, Techniques and Major Issues in Data Analysis," *IOP Conf Ser Mater Sci Eng*, vol. 1090, no. 1, pp. 1–8, Mar. 2021, doi: 10.1088/1757-899X/1090/1/012053.
- [13] P. Suryati, "Analisis Pola Peminjaman Buku dengan Menggunakan Algoritma Apriori," *JIKO (Jurnal Informatika dan Komputer)*, vol. 5, no. 1, pp. 17–23, Feb. 2022, doi: 10.26798/jiko.v5i1.509.
- [14] E. Retnoningsih and T. M. Afriyanti, "Sistem Rekomendasi Buku Perpustakaan Menggunakan Algoritma Frequent Pattern Growth," *Techno.Com*, vol. 21, no. 2, pp. 292–310, May 2022, doi: 10.33633/tc.v21i2.5789.
- [15] A. W. O. Gama and N. M. Widnyani, "Simple Modification for an Apriori Algorithm With Combination Reduction and Iteration Limitation Technique," *Knowledge Engineering and Data Science*, vol. 3, no. 2, pp. 89–98, Dec. 2020, doi: 10.17977/um018v3i22020p89-98.
- [16] Arief Wibowo, Vasthu Imaniar Ivanoti, and Megananda Hervita Permata Sari, "Employee Education and Training Recommendations using the Apriori Algorithm," *Jurnal RESTI (Rekayasa Sistem dan Teknologi Informasi)*, vol. 7, no. 5, pp. 1118–1131, Oct. 2023, doi: 10.29207/resti.v7i5.4973.
- [17] I. Rosmayati, W. Wahyuningsih, E. F. Harahap, and H. S. Hanifah, "Implementasi Data Mining pada Penjualan Kopi Menggunakan Algoritma Apriori," *Jurnal Algoritma*, vol. 20, no. 1, pp. 99–107, May 2023, doi: 10.33364/algoritma/v.20-1.1259.
- [18] S. F. Sari and Y. R. Nasution, "Optimalisasi Manajemen Stok Barang Menggunakan Metode Apriori Berbasis Data Mining," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 1, pp. 215–226, Feb. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.631.
- [19] R. Rosmiati, R. Rudini, and B. D. Sujono, "Kolaborasi Algoritma Apriori dan Mix Bundling untuk Sistem Rekomendasi Paket Produk UMKM," *Jurnal Pendidikan dan Teknologi Indonesia*, vol. 5, no. 1, pp. 87–95, Jan. 2025, doi: 10.52436/1.jpti.578.
- [20] A. B. Kusdinar, D. Riyadi, and A. Asriyanik, "Implementasi Algoritma Apriori Pada Penyusunan Menu Makanan Rumah Makan Prasmanan," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 391–399, Aug. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2742.
- [21] I. M. D. C. Putra, G. M. A. Sasmita, and N. K. D. Rusjayanthi, "Analisa Pola Belanja Konsumen serta Prediksi Stok Barang Berbasis Web," *Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika (JEPIN)*, vol. 9, no. 3, pp. 415–427, Dec. 2023, doi: 10.26418/jp.v9i3.67154.
- [22] N. Kurniati, I. S. Sitanggang, and I. Hermadi, "Optimasi Aturan Asosiasi Multidimensi Menggunakan Algoritme Genetika untuk Klasifikasi Kemunculan Titik Panas," *Jurnal Ilmu Komputer dan Agri-Informatika*, vol. 4, no. 1, pp. 42–52, Jan. 2017, doi: 10.29244/jika.4.1.42-52.
- [23] M. Everett, "Explainable Neural Network Alternatives for AI Predictions: Genetic Algorithm Quantitative Association Rule Mining," in *16th International Conference on Precision Agriculture*, Jul. 2024, pp. 1–13.
- [24] A. Rifa'i, "Optimasi Fuzzy Artificial Neural Network dengan Algoritma Genetika untuk Prediksi Harga Crude Palm Oil," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 6, no. 2, pp. 234–241, Aug. 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2617.
- [25] W. Sa'adah and U. Chotijah, "Optimasi Penentuan Menu Makanan Pendamping Air Susu Ibu Menggunakan Algoritma Genetika," *Jurnal Teknik Informatika dan Sistem Informasi*, vol. 8, no. 1, pp. 235–245, Apr. 2022, doi: 10.28932/jutisi.v8i1.4486.
- [26] L. Saskia, I. C. Satrio, and B. Widodo, "Penerapan Algoritma Genetika untuk Pencarian Rute Terbaik antar Jemput," *Jurnal Informatika Teknologi dan Sains (JINTEKS)*, vol. 7, no. 1, pp. 266–271, Feb. 2025.
- [27] M. Syawal, P. L. Lokapitasari, and A. Rachman Manga, "Implementasi Algoritma Genetika Untuk Penjadwalan Laboratorium Fakultas Ilmu Komputer Universitas Muslim Indonesia," *Indonesian Journal of Data and Science (IJODAS)*, vol. 2, no. 1, pp. 29–37, 2021.